DOI：10.20271/j.cnki.1673−9833.2026.6010

面向需求不确定性的应急物流设施选址与路径优化

徐　宁，胡海涛，边泊浩

（南京审计大学 商学院，江苏 南京 211815）

摘　要：针对应急物流中的选址－路径规划问题，提出了一种基于 Benders 分解的两阶段优化模型。第一阶段优化应急设施的选址布局，第二阶段聚焦于物资运输路径的优化，兼顾时效性与成本控制。通过引入 Benders 分解算法，将大规模优化问题拆解为主问题和子问题，有效提升了求解效率。此外，还提出了自适应采样技术和基于核密度估计的强制选址割（FLC）方法，进一步提高了模型的求解精度和计算效率。通过数值实验验证，所提出的算法在求解时间和解的质量上均优于传统随机规划算法的，为应急物流的实际应用提供了高效、可靠的决策支持。

关键词：应急物流；选址－路径规划；Benders 分解；强制选址割

中图分类号：F252　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：1673−9833(2026)06−0074−08

引文格式：徐　宁，胡海涛，边泊浩 . 面向需求不确定性的应急物流设施选址与路径优化 [J]. 湖南工业大学学报，2026，40(6)：74−81.

Emergency Logistics Facility Location and Route Optimization Under Demand Uncertainty

XU Ning，HU Haitao，BIAN Bohao

（School of Business，Nanjing Audit University， Nanjing 211815，China）

Abstract：In recent years，natural disasters and public emergencies have frequently occurred worldwide，making the response efficiency of emergency logistics systems a key factor in rescue operations. This paper addresses the location-routing problem in emergency logistics by proposing a two-stage optimization model based on Benders decomposition. The first stage optimizes the location layout of emergency facilities，while the second stage focuses on optimizing transportation routes for goods，balancing both timeliness and cost control. By introducing the Benders decomposition algorithm，the large-scale optimization problem is decomposed into a master problem and subproblems，effectively improving the solution efficiency. In addition，this paper presents an adaptive sampling technique and a Forced Location Cut (FLC) method based on kernel density estimation，further enhancing the solution accuracy and computational efficiency of the model. Numerical experiments demonstrate that the proposed algorithm outperforms traditional stochastic programming algorithms in terms of both solution time and solution quality，providing efficient and reliable decision support for the practical application of emergency logistics.

Keywords：emergency logistics；location-routing problem；benders decomposition；forced location cut (FLC)

收稿日期：2025−06−03

基金项目：国家自然科学基金资助项目（71701101）；国家社会科学基金资助项目（24BJY066）

作者简介：胡海涛，男，南京审计大学硕士生，主要研究方向为智能算法，路径优化，E-mail：729158837@qq.com

通信作者：徐　宁，男，南京审计大学副教授，硕士生导师，主要研究方向为系统工程，预测理论，低碳经济，E-mail：xuning@nau.edu.cn

1　研究背景

近年来，全球范围内自然灾害和突发公共事件频发，造成了严重的生命安全与财产损失。例如，2021 年 7 月，中国河南省遭遇特大暴雨，郑州等城市发生严重内涝，导致 302 人死亡，造成直接经济损失超过 800 亿元人民币。2022 年夏天，巴基斯坦遭遇了毁灭性洪灾，超过 1 700 人丧生，3 300 万人受灾，经济损失高达数百亿美元。2023 年 2 月，土耳其和叙利亚边境发生 7.8 级地震，造成超过 5 万人死亡，数十万人无家可归。这些灾难事件凸显了应急物流系统提高响应效率的紧迫需求。选址－路径（LRP）问题作为应急物流中的关键环节 [1]，不仅直接决定了救援物资能否及时送达，还对资源配置的合理性与响应成本的控制至关重要。然而，突发事件往往伴随着时间紧迫和需求不确定性等特点，使得传统的物流优化方法难以完全满足现实需求。因此，如何科学地规划应急设施的位置与物资运输路径，成为当前学术界和业界广泛关注的热点问题。

在应急场景下，LRP 问题的早期研究多集中于确定性模型，如郑斌等 [2] 针对震后物资配送特征，采用双层规划建立了动态设施选址及物资运输的集成优化模型；E. Sanci 等 [3] 针对两阶段灾前随机规划模型，提出了一种以整数 L-shaped 算法来解决应急响应设施的选址以及物流网络的恢复模型。

随着应用场景复杂化，学者们逐渐将研究重点转向需求不确定性等方面的动态因素。针对需求不确定性，闫森等 [4] 提出了基于三角模糊数的多级应急物流设施选址模型，该模型通过去模糊化方法处理需求不确定性，并结合遗传算法进行求解；Wang Q. 等 [5] 根据有限的历史数据构建了一个用于刻画需求和运输成本不确定性的时刻模糊集；郭冰等 [6] 则同时考虑了因通道中断造成的运输时间不确定性，构建了应急物资供不应求状态下配送中心选址－分配的多目标优化模型。针对路网的实时变化，狄卫民等 [7] 根据灾后各路段损毁程度，对可变路网进行预处理，得到受灾点间多个最早必要出发时间及对应的最短距离路径，建立了更加符合实际的灾后可变路网下应急物流车辆路径问题的混合整数规划模型；禹世林等 [8] 设计了一种可以有效克服动态交通网络时变特性的涟漪扩散算法，可用于求解最佳应急设施选址－路径方案。

为了应对应急物流中的复杂挑战，近年来涌现出诸多创新性解决方案。在算法层面，面对随机模型带来的计算挑战，学者们发展出两类互补的求解策略。一类以精确算法为基础进行改进，例如 P. H. Liguori 等 [9] 提出了一种“路线负载背包割”的非鲁棒割平面，并将其应用于分支－割－定价算法，用来解决容量限制的选址－路径问题；另一类则采用启发式方法进行改进，如刘艳秋等 [10] 设计了一种自适应混合人工鱼群算法，通过智能优化实现大规模问题的快速响应。在模型构建上，研究趋势表现为对救援全流程的系统性整合。袁瑞萍等 [11] 根据各个救援阶段的工作重点，考虑物资调运需求及路网中断等不确定性因素，提出了一个基于多阶段的应急物资多式联运调度框架；Wang S. L. 等 [12] 提出了一个具有多个救援地点、多个受影响地点和多个时期的应急物资配置模型。在技术应用方面，Wang Y. W. 等 [13] 提出了一种风暴潮洪水物流的救援资源分配调度方案，并且利用深度强化学习算法－深度确定性策略梯度（DDPG）来搜索解决方案；于彦鹏 [14]、Jin Z. Y.[15] 等的多无人机协同路径规划算法研究表明，无人机与地面车辆的协同配送能有效提升极端环境下的物资配送效率。

通过对现有文献梳理发现，尽管应急物流研究已取得了一定进展，但仍存在以下局限：首先，研究多集中于单一目标或静态条件，难以同时兼顾突发事件中选址和路径的联动优化；其次，在应对复杂决策场景时，传统精确算法在处理大规模问题时往往面临计算效率低下的困境，而启发式算法虽能提升求解速度，却存在解的质量难以保证等问题。针对这些问题，本文提出一种基于两阶段随机规划的应急物流优化方法，通过构建选址－路径协同决策模型，将设施布局与物资配送纳入统一框架。为提升求解效率，采用样本平均近似法（sample average approximation，SAA）处理随机参数，并设计融合强制选址割（forced location cut，FLC）的 Benders 分解算法，在保证解的质量的同时显著降低计算复杂度。

2　问题描述

本文研究的应急物流问题涉及一个由物资供应点、应急物流配送中心和受灾点组成的三级网络，如图 1 所示。具体而言，物资供应点作为网络的起点，负责储备和调配救援物资；应急物流配送中心作为中转枢纽，承担物资集散、临时存储和配送调度等职能；受灾点则是网络的终端。在这个网络中，物资的及时供应和高效配送对于灾后救援至关重要。然而，受灾点的需求通常是未知的，这使得灾害发生后的应急物流规划变得极为复杂。如何在需求不确定的条件下优化应急物流系统，成为提高救援效率、降低配送成本的关键。

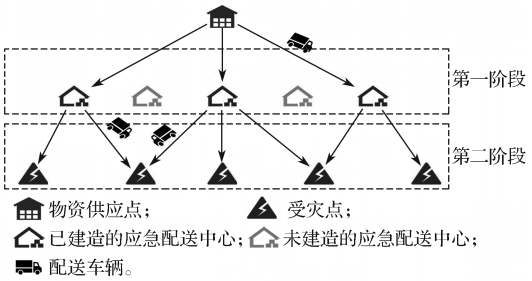

图 1 两阶段应急物流配送网络

Fig. 1 Two-stage emergency logistics distribution network

本文将应急物流配送过程划分为两个阶段：第一阶段侧重于应急物流网络框架的构建与优化，主要包括配送中心的选址决策、物资从配送中心到受灾点的分配策略制定，以及配送车辆的调度方案设计。这一阶段的核心任务是构建一个高效、可靠的物流网络框架，为后续的物资配送提供基础支撑。第二阶段聚焦于应急配送中心向受灾点的实际配送任务执行。这一阶段的主要挑战在于如何应对灾害环境下受灾点需求的随机性和动态性。为此，本研究提出了一种灵活的配送机制，即允许同一受灾点由多个应急配送中心同时进行配送服务。

3 模型构建与优化

3.1 模型构建

为方便模型的构建与求解，本文做出如下合理假设：物资供应点和受灾点的位置已知；物资供应点可对应急配送中心进行持续供应，不考虑车辆空载情况；配送车辆保持匀速行驶，且车辆的装卸货物时间均忽略不计；节点与节点之间均存在可行道路；配送车辆的运输成本与运输量和行驶距离成正比，且单位运输成本是固定的。

通过优化应急配送中心的选址、车辆分配以及物资配送路径，实现灾后应急资源的高效调配与协同管理，本文构建了如下两阶段灾区应急物资运输模型：

$$\min U=\sum_{j\in J}\sum_{l\in L}B_{jl}y_{il}+\sum_{\phi\in\Phi}p^{\phi}Q\left(y_j,z_{oj},\phi\right)+\sum_{i\in I}\sum_{j\in J}\sum_{k\in K}c_k\left(z_{oj}+z_{ij}\right);\tag{1}$$

$$\text{s.t.}\ \sum_{j\in J}y_{jl}\geqslant 1,\ \forall l\in L,\tag{2}$$

$$\sum_{l\in L}\sum_{j\in J}H_l y_{jl}\geqslant\sum_{k\in K}\sum_{j\in J}f_k z_{oj},\tag{3}$$

$$y_{jl}\in\{0,1\}\ z_{oj},\ z_{ij}\in Z^{+}。\tag{4}$$

其中，对于任意给定的情景ϕ下：

$$Q(y,z,\phi)=\min\sum_{i\in I}\sum_{j\in J}\sum_{k\in K}\sigma x_{ijk}^{\phi}d_{oij};\tag{5}$$

$$\text{s.t.}\ \sum_{j\in J}\sum_{k\in K}x_{ijk}^{\phi}=e_i^{\phi},\ \forall i\in I,\tag{6}$$

$$\sum_{i\in I}\sum_{k\in K}x_{ijk}^{\phi}\leqslant\sum_{l\in L}H_l y_{jl},\ \forall j\in J,\tag{7}$$

$$\sum_{j\in J}\sum_{k\in K}x_{ijk}^{\phi}\leqslant\sum_{k\in K}\sum_{j\in J}f_k z_{ij},\ \forall i\in I,\tag{8}$$

$$x_{ijk}^{\phi}\geqslant 0,\ \forall i\in I,\ j\in J,\ k\in K。\tag{9}$$

式（1）~（4）为第一阶段模型：目标函数（1）表示最小化总成本，包括应急配送中心的建设成本、所有场景下车辆配送成本的期望值和车辆的固定成本；式（2）表示应急配送中心的数量至少大于 1；式（3）表示应急配送中心的总库容量不小于供应点派发出的物资总量；式（4）表示第一阶段变量的约束条件。在给定情景下，式（5）~（9）为决策的第二阶段模型：式（5）表示最小化车辆配送成本；式（6）表示受灾点的需求量得到了满足；式（7）表示应急配送中心派发的物资总量不小于它的库容量；式（8）表示受灾点需求量满足配送车辆的载质量限制；式（9）表示模型第二阶段的变量约束。

本文模型参数及含义如表 1 所示。

表 1 参数符号及其定义

Table 1 Parameter symbols and definitions

类别	参数符号	含义
节点	o	物资供应点
集合	J	候选应急配送中心集合，$J=\{1,2,\cdots,j\}$
	I	受灾点集合，$I=\{1,2,\cdots,i\}$
	K	配送车辆集合，$K=\{1,2,\cdots,k\}$
	L	建造的应急配送中心类型集合，$L=\{1,2,\cdots,l\}$
	Φ	受灾点需求情景集合，$\Phi=\{1,2,\cdots,\phi\}$
参数	B_{jl}	在 j 处建立类型 l 的应急配送中心的成本
	H_l	类型 l 的应急配送中心最大库容量
	c_k	配送车辆 k 的固定成本
	f_k	车辆 k 的最大载质量
	d_{oij}	物资供应点 o 经应急配送中心 j 到受灾点 i 的距离
	σ	车辆运输物资的单位成本
	p^{ϕ}	情景ϕ发生的概率
	e_i^{ϕ}	情景ϕ下受灾点 i 的需求量
变量	z_{ij}	整数变量，表示从应急配送中心 j 点向 i 点派出的车辆数
	z_{oj}	整数变量，表示从应急配送中心 o 点向 j 点派出的车辆数
	y_{jl}	0~1 变量，表示是否在 j 处建立类型 l 的应急配送中心，若是则 y_{jl}=1，否则为 0
	x_{ijk}^{ϕ}	连续变量，在ϕ情景下，由车辆 k 从应急配送中心 j 向受灾点 i 配送的物资量

3.2 模型优化

样本平均近似法是一种用于求解随机最优化问

题的数值方法，特别适用于两阶段随机规划问题。其核心思想是通过对随机变量的分布进行采样，将原随机最优化问题转化为一个确定性的近似问题，从而利用确定性优化方法进行求解。SAA 方法在理论上具有收敛性保证，在实际应用中也表现出较高的计算效率。为了应对不同场景下的需求不确定性，本文提出了一种改进的样本平均近似方法，引入了自适应采样（adaptive sampling，AS）技术。该方法通过动态调整样本数量，确保解的精度和计算效率之间的平衡，从而显著提高模型的求解效率和精度。

本文基于样本平均近似法（SAA），通过引入自适应采样技术（AS）对模型进行重构。假设经过自适应采样后，得到 N 个样本场景，每个场景ϕ的需求为d_i^{ϕ}。模型改写为

$$\min \sum_{j\in J}\sum_{l\in L} B_{jl} y_{il} + \frac{1}{N}\sum_{\phi=1}^{N}\left(\sum_{i\in I}\sum_{j\in J}\sum_{k\in K}\sigma x_{ijk}^{\phi} d_{oij}\right) + \sum_{i\in I}\sum_{j\in J}\sum_{k\in K} c_k\cdot\left(z_{oj}+z_{ij}\right), \tag{10}$$

约束条件为式（2）（4）（6）~（9）。

样本平均近似法（SAA）在场景数足够大时，能够以较高的概率逼近原问题的真实解。具体而言，当$\phi\to\infty$ 时，SAA 的目标函数值必然收敛于原问题的期望值。然而，在实际应用中，场景数ϕ的增大会显著增加计算复杂度，尤其是在大规模应急物流网络中，可能导致求解时间过长，难以满足灾害救援的时效性要求。因此，本文采用的自适应采样技术（AS）通过以下方式优化采样过程：首先，在初始阶段生成一组随机样本场景；其次，在每次迭代中根据当前解的性能动态调整样本分布，优先保留对目标函数影响显著的场景；最后，通过多次迭代逐步逼近最优解。这种方法不仅能够减少所需的场景数量，还能提高解的质量和稳定性。

4　算法求解

本文提出的模型属于随机规划模型，且该模型包含整数变量和连续型变量，是典型的混合整数规划模型（MIP）。在求解该模型时，考虑到其复杂性和不确定性，本文拟采用 Benders（BD）分解作为求解方法。BD 分解是一种经典的优化方法，被广泛用于处理 MIP 类优化问题。该方法通过将原问题分解为一个主问题和若干个子问题，从而将复杂的全局优化问题转化为多个较小、易于求解的局部问题，显著提高了求解效率。

随机规划模型包括两个主要部分：主问题和子问题。主问题主要负责决策应急配送中心的选址问题；子问题则在给定主问题决策的基础上，考虑不同场景优化物资分配以及配送路径。通过交替求解主问题和子问题，BD 分解能够逐步逼近全局最优解，并有效应对问题中的不确定性及复杂约束。为了叙述方便，将原问题记为 O，主问题和子问题记为 M、S。

4.1　主问题与子问题

对于任意给定的$\overline{y}_{jl}$、$\overline{z}_{ij}$，通过引入对偶变量λ_i^{ϕ}、μ_j^{ϕ}、υ_i^{ϕ}写出子问题（5）~（9）的对偶模型 D-SP：

$$\max Z(\lambda,\mu,\upsilon)=\sum_{i\in I}\sum_{\phi\in\Phi}\lambda_i^{\phi}e_i^{\phi}+\sum_{j\in J}\sum_{\phi\in\Phi}\sum_{l\in L}H_l\mu_j^{\phi}\overline{y}_{jl}+\sum_{k\in K}\sum_{i\in I}\sum_{\phi\in\Phi}\sum_{j\in J}\upsilon_i^{\phi}f_k\overline{z}_{ij}; \tag{11}$$

$$\text{s.t. } \lambda_i^{\phi}+\mu_j^{\phi}+\upsilon_i^{\phi}\geqslant\sigma d_{oij},\ \forall\phi\in\Phi,\ i\in I,\ j\in J; \tag{12}$$

$$\mu_j^{\phi},\upsilon_i^{\phi}\geqslant 0,\ \forall\phi\in\Phi,\ i\in I,\ j\in J; \tag{13}$$

$$\lambda_i^{\phi},\ \forall\phi\in\Phi,\ i\in I。 \tag{14}$$

式（11）~（14）中，λ_i^{ϕ}、μ_j^{ϕ}、υ_i^{ϕ}分别为约束条件（6）~（8）的对偶变量。

D-SP 的解存在 3 种情况。

1）若 D-SP 无解，此时子问题 S 也无解，原问题无可行解。

2）若 D-SP 有无界解，则可行域存在极方向$\tilde{\lambda}_i^{\phi}$、$\tilde{\mu}_j^{\phi}$、$\tilde{\upsilon}_i^{\phi}$，D-SP 为最大化问题，考虑梯度方向得到如下可行割：

$$\sum_{i\in I}\sum_{\phi\in\Phi}\tilde{\lambda}_i^{\phi}e_i^{\phi}+\sum_{j\in J}\sum_{\phi\in\Phi}\sum_{l\in L}H_l\tilde{\mu}_j^{\phi}y_{jl}+\sum_{k\in K}\sum_{i\in I}\sum_{\phi\in\Phi}\sum_{j\in J}\tilde{\upsilon}_i^{\phi}f_k z_{ij}\leqslant 0。 \tag{15}$$

3）若 D-SP 有最优解，即在给定的$\overline{y}_{jl}$、$\overline{z}_{ij}$下能够找到最优值，为$Z\left(\bar{\lambda}_i^{\phi},\bar{\mu}_j^{\phi},\bar{\upsilon}_i^{\phi}\right)$，则可以得到最优割

$$\sum_{i\in I}\sum_{\phi\in\Phi}\bar{\lambda}_i^{\phi}e_i^{\phi}+\sum_{j\in J}\sum_{\phi\in\Phi}\sum_{l\in L}H_l\bar{\mu}_j^{\phi}y_{jl}+\sum_{k\in K}\sum_{i\in I}\sum_{\phi\in\Phi}\sum_{j\in J}\bar{\upsilon}_i^{\phi}f_k z_{ij}\leqslant q。 \tag{16}$$

其中 q 为辅助变量。

主问题 M 可表示为

$$\min\sum_{j\in J}\sum_{l\in L}B_{jl}y_{il}+\sum_{i\in I}\sum_{j\in J}\sum_{k\in K}c_k\cdot\left(z_{oj}+z_{ij}\right)+q, \tag{17}$$

约束条件为式（2）~（4）（15）（16）。

4.2　强制选址割

在求解应急配送中心选址问题的优化模型时，随着可行割和最优割约束的增加，计算难度会随之上升。为了有效加速求解过程，相关研究中提出了多种加速割策略。R. Rahmaniani 等 [16] 通过对文献进行梳理，总结了 4 类基础割策略。除了使用一些基础割

策略之外，本文设计了一种基于核密度估计（kernel density estimation，KDE）的 FLC 方法。该方法能够提高模型的求解效率，同时保证解的质量。强制选址割通过需求点的集聚度指导应急配送中心的选址，具体而言，当某个候选应急配送中心周围区域的需求点密度高于设定阈值时，就强制要求在该位置建设配送中心。这一策略能够有效提高模型的求解速度，并确保需求点的合理覆盖和配送的合理性。

首先，使用核密度估计（KDE）方法计算每个候选应急配送中心周围区域的集聚度。假设需求点集合为 $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \cdots, (x_n, y_n)\}$，$(x_1, y_1), (x_2, y_2), \cdots, (x_n, y_n)$ 是二维平面上的需求点位置，在位置 (x_j, y_j) 处的核密度估计计算式为

$$\hat{f}_j = \frac{1}{nh^2}\sum_{i=1}^{n} K\left(\frac{\left(x_j - x_i\right)^2 + \left(y_j - y_i\right)^2}{h^2}\right)。 \quad (18)$$

式中：$\hat{f}_j$ 是位置 (x_j, y_j) 的核密度估计，表示该位置的集聚度；n 为需求点的总数；h 为带宽参数，控制核的宽度；K 为核函数，一般选择高斯核函数

$$K(u) = \mathrm{e}^{-\frac{u}{2}} \Big/ \sqrt{2\pi}。 \quad (19)$$

根据集聚度确定是否在该位置建设应急配送中心。如果某个候选应急配送中心 j 的集聚度 $\hat{f}_j$ 超过某个阈值 θ，则强制要求在 j 处建立应急配送中心。即

$$\sum_{i=1}^{n} K\left(\frac{\left(x_j - x_i\right)^2 + \left(y_j - y_i\right)^2}{h^2}\right) \geqslant \theta h^2 \Rightarrow y_{jl} = 1。 \quad (20)$$

此时引入一个足够大的数 M，得到 FLC。

$$\hat{f}_j \geqslant \theta - M\left(1 - y_{jl}\right), \forall j \in J。 \quad (21)$$

在主问题中引入这一约束，FLC 确保了那些集聚度较高的候选配送中心被优先选址，避免了求解过程中的低效解，从而提升了模型的计算效率和解的质量。

基于核密度估计的 FLC 能够在需求点分布较为集中的区域自动选择配送中心，避免了在需求较为分散的区域选址，减少了不必要的计算负担。该方法不仅加速了模型的求解过程，还能在实际应用中确保配送网络的合理性和高效性。

4.3 基于 FLC 的 BD 算法流程

基于核密度估计的 FLC 方法能够有效加速应急配送中心选址问题的求解过程。该方法通过分析需求点的集聚度来影响应急配送中心的选址。当某个候选配送中心周围的需求点密度超过设定阈值时，该中心会被强制选址。这一策略通过计算每个候选配送中心位置的核密度估计值，判断其周围需求点的集聚程度。如果密度超过设定阈值，便强制在该位置建设应急配送中心，避免了在需求分散区域做出无效选址。通过这种方法，可以有效提高模型求解的速度，同时保证模型解的质量。

基于 FLC 的 BD 算法伪代码如算法 2 所示。

Algorithm 2: 改进的 BD 算法

1：数据读取应急配送中心集合 J，需求点集合 I 和不同场景 ϕ 下需求量 D_i

2：设置上下界 $gap \leftarrow \varepsilon$ 和最大迭代次数 MAX_ITER

3：$LB \leftarrow -\infty$，$UB \leftarrow +\infty$

4：初始化可行割集 Q 和最优性割集 E

5：添加 FLC 约束，生成初始解 y_j，并更新 LB

6：**while** $iter<MAX_ITER$，$UB-LB/UB \geqslant \varepsilon$ and **do**:

7：　求解对偶场景 SP 问题，计算对偶变量 λ_i^{ϕ}、μ_j^{ϕ}、υ_i^{ϕ}

8：　**if** 无界 **then**

9：　　添加可行割（14）到 Q

10：　**else**

11：　　添加最优割（15）到 E

12：　　更新 UB=min（UB，子问题目标值 + 选址成本）

13：　**end if**

14：　求解 MP

15：　根据 Q 和 E 更新约束

16：　计算新的 y_j

17：　更新 LB

18：**end while**

FLC 方法通过引入基于需求点集聚度的强制选址策略，有效避免了在低密度区域进行配送中心选址，从而减少了不必要的计算负担，提升了模型的计算效率。在实际应用中，FLC 能够使优化过程更加聚焦于需求密集区域，避免了在需求分散或低需求区域进行配送中心建设。通过设置一个合理的阈值和带宽参数，核密度估计能够准确反映需求点的分布特征，并根据需求点集聚情况动态调整应急配送中心的选址决策。与传统的选址方法相比，FLC 不仅提升了计算效率，还确保了模型解的合理性与高效性，从而能够在实际应急物流网络中实现更为精准和高效的配送中心布局，确保灾害应急响应的及时性与效果。这种方法在大规模实例中具有较好的表现，能够有效减少计算时间，确保解的质量和实际操作的可行性。

5 算例分析

本节通过数值实验验证所提出算法的有效性。实验采用 Python 3.12 编程实现，调用 Gurobi 11.0.3 求解器进行计算，硬件环境为 AMD Ryzen77840H 处理器（主频 3.8 GHz）和 32 GB 内存。实验数据来源于 Solomon 标准测试集，模拟某城市发生灾害后的应急物流情景：设有 10 个应急配送中心，40 个受灾点，各节点的地理位置分布如图 2 所示。

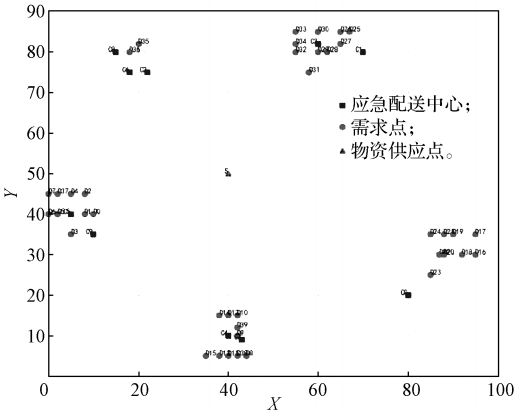

图 2　某城市应急物流节点坐标图

Fig. 2　Coordinates of emergency logistics nodes in a city

假定运输车辆从应急配送中心向受灾点运输物资的单位运输成本σ为 2，载质量f为 20。高斯核密度估计的带宽 h 为 6。考虑应急物流的不确定性，受灾点的需求在 (0，15) 随机生成，场景发生的概率服从正态分布。最大场景数设置为 100，通过引入自适应采样技术，找出最合适的场景数量。如果场景数量过小会导致求得的最优解鲁棒性不强，如果场景数量过大则会导致程序求解时间过长，降低算法效率。通过程序运行得到各个场景数量下最小平均目标值、最大平均目标值和标准差，如表 2 所示。

表 2　不同场景数下的优化结果

Table 2　Optimization results under different scenario scales

场景数量	最小平均目标值	最大平均目标值	标准差 /%	GAP/%
10	25 872.18	26 457.20	0.74	–
20	28 181.61	29 784.11	0.55	0.019
30	31 059.42	33 343.35	0.42	0.013
40	23 872.18	25 149.09	0.30	0.012
50	27 911.36	28 221.72	0.23	0.007
60	34 604.19	35 199.89	0.17	0.006
70	38 757.40	40 558.80	0.13	0.004
80	32 281.42	33 853.58	0.10	0.003
90	25 254.25	26 375.83	0.09	0.001
100	25 587.27	26 770.52	0.08	0.001

场景数量表示在样本平均近似法中所采样的场景个数。场景数量越多，理论上对问题的近似解越精确。最小平均目标值是指对于给定的场景数量，在所有场景中计算得到的目标值的最小值。同样地，最大平均目标值为在所有场景中计算得到的目标值的最大值。标准差是指在不同场景下目标值的波动程度。标准差越小，表明优化结果的稳定性越好。GAP 指的是模型 AS-SAA 与原始模型之间的解差距，通常用来衡量 AS-SAA 近似解的精度。GAP 越小，解的质量更接近原模型，单位为百分比。

从表 2 中数据可知，随着场景数量增加，平均目标值的标准差不断减少，表明随着采样数量增多，解的精度和质量逐步提高。考虑到增大场景数量带来的求解时间延长，最佳性价比出现在 10、20 场景数区间，此时标准差下降最快，优化收益最高。30、40 场景数时仍然有较好的收益，但 40 场景数之后优化收益显著下降。80 之后标准差几乎不变，说明此时近似解与原始模型的差距越来越小，继续增加场景数的意义不大。因此根据 GAP 值将场景数量设定在 40 比较合适。

基于 GAP 值的分析，将场景数量设定为 40 可在求解效率与解的质量之间取得良好平衡。在此设定下，进一步绘制了算法上下界的收敛曲线（如图 3 所示），以验证算法的收敛性能。

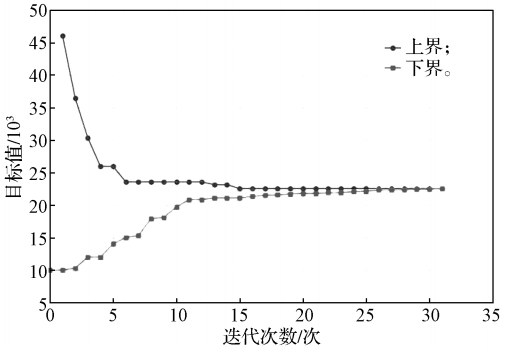

图 3　算法上下界的收敛曲线

Fig. 3　Convergence of algorithm bounds

为全面评估所提出算法的性能，本研究从以下两个维度展开对比分析：1）BD 算法与常规随机规划算法的性能比较；2）引入 FLC 前后的 BD 算法效果对比。所有实验均在相同的硬件环境和参数设置下进行，以确保对比结果的公平性和可靠性。

对比实验采用 Solomon 数据集中的算例，包括 10 个应急配送中心和 40 个受灾点的基准场景，以及扩展的更大规模场景(20 个配送中心和 80 个受灾点)。为防止算法陷入死循环，设置最大迭代次数的上限为 1 000 次。SP 代表一般随机规划算法，BD1 为未引入 FLC 的 BD 算法，BD2 则为引入 FLC 的改进 BD 算法。实验评估指标包括：1）求解时间，即算法从开始运行到结束所消耗的时间；2）最优值，即算法求得的最优解对应的目标函数值；3）GAP 值，即算法求得解与理论最优解之间的相对差距。通过上述多维度的性能评估，能够全面反映算法的计算效率、求解精度和稳定性，各算法的性能对比结果如表 3 所示。从表 3 中的实验结果可以得出，BD 算法及 FLC 改进的 BD 算法在求解时间上显著优于常规随机规划算法（SP）的。随着算例规模不断扩大，BD2 的性

能优势更加明显。例如，在（20, 80）规模的算例中，BD2 在场景数为 100 时的求解时间仅为 5.91 s，而常规随机规划算法和 BD1 算法求解分别需要 122.64 s 和 8.31 s，可得 BD2 的求解效率分别提升了约 95.2% 和 28.9%。此外，在求解质量方面，BD2 算法求得的目标函数值最接近理论最优解（GAP 值最小），表明其解的质量最高。虽然 BD1 算法也能达到最优值，但其求解时间和迭代次数均显著高于 FLC 改进 BD 算法（即 BD2 算法）的。值得注意的是，当算例规模过大时，SP 算法由于迭代次数的限制，未能达到最优值，这进一步凸显了 FLC 改进 BD 算法在大规模问题求解中的优越性。

表 3 各算法的性能对比结果

Table 3 Performance comparison results of algorithms

算例	场景数	最优值	SP		BD1		BD2	
			时间 /s	GAP/%	时间 /s	GAP/%	时间 /s	GAP/%
(10, 40)	20	25 100.12	8.23	0	0.80	0	0.88	0
(10, 40)	40	26 945.80	13.51	0	1.13	0	1.11	0
(10, 40)	60	23 835.12	22.40	0	1.75	0	1.47	0
(10, 40)	80	26 631.41	25.62	0	1.69	0	1.50	0
(10, 40)	100	25 863.86	33.94	0.41	2.49	0	1.66	0
(20, 80)	20	62 227.60	54.31	0.24	3.77	0	1.75	0
(20, 80)	40	65 143.68	74.89	0.56	3.79	0	3.27	0
(20, 80)	60	61 074.69	101.25	1.01	4.67	0	3.60	0
(20, 80)	80	61 977.97	123.25	2.30	5.81	0	4.54	0
(20, 80)	100	71 661.51	122.64	2.77	8.31	0	5.91	0

综上所述，本研究提出的 FLC-BD 算法在求解应急物流优化问题上具有显著优势，不仅能够大幅缩短求解时间，还能保证解的高质量，为实际应急物流决策提供了高效、可靠的解决方案。

6 结语

应急物流系统的优化是提升灾害救援效率的核心环节，本文通过构建基于 Benders 分解的两阶段优化模型，为应急设施选址与物资配送路径规划提供了新的求解思路。相较于传统方法，本研究不仅优化了计算效率，还通过自适应采样和强制选址割技术增强了模型对不确定需求的适应能力，使其在复杂灾害环境下仍能保持较高的决策可靠性。实验结果表明，该模型在应对大规模问题时表现尤为突出，能够在合理时间内提供高质量的解决方案，验证了其在实际救援场景中的应用潜力。然而，灾害环境的动态性和多目标优化需求仍存在进一步探索空间。未来研究可结合实时数据更新机制，增强模型的动态响应能力，从而提升应急物流系统的整体鲁棒性和适应性。

参考文献：

[1] KUNDU T，SHEU J B，KUO H T. Emergency Logistics Management：Review and Propositions for Future Research[J]. Transportation Research Part E：Logistics and Transportation Review，2022，164：102789.

[2] 郑 斌，马祖军，周愉峰 . 震后应急物流动态选址 - 联运问题的双层规划模型 [J]. 系统管理学报，2017，26(2)：326−337.
ZHENG Bin，MA Zujun，ZHOU Yufeng. Bi-Level Model for Dynamic Location-Transportation Problem for Post-Earthquake Relief Distribution[J]. Journal of Systems & Management，2017，26(2)：326−337.

[3] SANCI E，DASKIN M S. An Integer L-Shaped Algorithm for the Integrated Location and Network Restoration Problem in Disaster Relief[J]. Transportation Research Part B：Methodological，2021，145：152−184.

[4] 闫 森，齐金平 . 考虑需求不确定的多级应急物流设施选址研究 [J]. 运筹与管理，2022，31(9)：7−13.
YAN Sen，QI Jinping. Research on Location Selection of Multi-Level Emergency Logistics Facilities Under Uncertain Conditions[J]. Operations Research and Management Science，2022，31(9)：7−13.

[5] WANG Q，LIU Y K，LI H L. Optimising Hierarchical Emergency Logistics Network Under Ambiguous Demand and Transportation Cost[J]. Transportmetrica A：Transport Science，2025，21(3)：2299684.

[6] 郭 冰，靖 可，龚逢能 . 灾后初期考虑需求及时间不确定的应急物资配送中心选址 - 分配优化 [J]. 大连海事大学学报，2023，49(2)：121−130.
GUO Bing，JING Ke，GONG Fengneng. Location-Allocation Optimization of Emergency Material Distribution Center Considering Demand and Time

Uncertainty in the Initial Stage of Post-Disaster[J]. Journal of Dalian Maritime University，2023，49(2)：121−130.

[7] 狄卫民，张威风，李　涛 . 基于可变路网的灾后应急物资配送路径优化 [J]. 中国安全生产科学技术，2024，20(11)：131−138.
DI Weimin，ZHANG Weifeng，LI Tao. Optimization of Post-Disaster Emergency Material Distribution Routes Based on Variable Road Networks[J]. Journal of Safety Science and Technology，2024，20(11)：131−138.

[8] 禹世林，宋元涛，何　旭，等 . 基于涟漪扩散算法的应急设施选址 − 路径优化研究 [J]. 运筹与管理，2024，33(11)：9−14.
YU Shilin，SONG Yuantao，HE Xu，et al. Research on Emergency Facility Location-Routing Problem Based on Ripple Spreading Algorithm[J]. Operations Research and Management Science，2024，33(11)：9−14.

[9] LIGUORI P H，MAHJOUB A R，MARQUES G，et al. Nonrobust Strong Knapsack Cuts for Capacitated Location Routing and Related Problems[J]. Operations Research，2023，71(5)：1577−1595.

[10] 刘艳秋，胡绩辉 . 基于混合人工鱼群算法的应急物流路径优化研究 [J]. 中国管理科学，2025，33(8)：198−208.
LIU Yanqiu，HU Jihui. Research on Emergency Logistics Path Optimization Based on Hybrid Artificial Fish Swarm Algorithm[J]. Chinese Journal of Management Science，2025，33(8)：198−208.

[11] 袁瑞萍，王　伟，李俊韬，等 . 不确定性条件下多阶段应急物资多式联运调度研究 [J]. 运筹与管理，2023，32(6)：33−39.
YUAN Ruiping，WANG Wei，LI Juntao，et al. Multi-Stage Emergency Materials Scheduling Based on Multimodal Transportation Under Uncertainty[J]. Operations Research and Management Science，2023，32(6)：33−39.

[12] WANG S L，SUN B Q. Model of Multi-Period Emergency Material Allocation for Large-Scale Sudden Natural Disasters in Humanitarian Logistics：Efficiency，Effectiveness and Equity[J]. International Journal of Disaster Risk Reduction，2023，85：103530.

[13] WANG Y W，CHEN X D，WANG L Z. Deep Reinforcement Learning-Based Rescue Resource Distribution Scheduling of Storm Surge Inundation Emergency Logistics[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics，2023，19(10)：10004−10013.

[14] 于彦鹏，余墨多，汤奇荣，等 . 面向城市应急物资配送的多无人机协同路径规划算法 [J]. 控制与决策，2025，40(4)：1098−1106.
YU Yanpeng，YU Moduo，TANG Qirong，et al. Multi-UAV Cooperative Path Planning Algorithm for Urban Emergency Material Distribution[J]. Control and Decision，2025，40(4)：1098−1106.

[15] JIN Z Y，NG K K H，ZHANG C L，et al. A Multistage Stochastic Programming Approach for Drone-Supported Last-Mile Humanitarian Logistics System Planning[J]. Advanced Engineering Informatics，2025，65：103201.

[16] RAHMANIANI R，CRAINIC T G，GENDREAU M，et al. The Benders Decomposition Algorithm：A Literature Review[J]. European Journal of Operational Research，2017，259(3)：801−817.

（责任编辑：姜利民）